

# 基于超效率 SBM-Malmquist 指数模型的长三角地区 科技创新效率研究

赵勇, 王晓红

(安徽建筑大学 公共管理学院, 安徽 合肥 230601)

**[摘要]** 科技引领未来, 创新驱动发展, 科技创新承载着人民对美好生活的期许, 是社会进步的重要驱动力和基石。以超效率 SBM 和 Malmquist 指数模型对长三角地区三省一市的 2012—2021 年的科技创新发展效率进行定量探究。结果表明: 1. 科技创新效率总体水平为 0.64, 未达到效率前沿面, 但整体呈上升趋势; 2. 各地区综合技术效率水平不高, 且差距显著; 3. 科技创新全要素生产率年均增幅为 16.5%, 偏向于技术进步的单轨道驱动模式。为有效提升长三角地区科技创新效率, 在经费和人才投入方面提出优化创新资源投入结构; 在成果产出方面, 应提升政府管理水平, 促进科技成果转化产业化, 增强科技成果产出转化; 在区域协调方面, 科创要素跨省(市)流动, 推进长三角区域协同, 增强科技创新能力等建议。

**[关键词]** 长三角地区; 科技创新效率; 超效率 SBM; Malmquist 指数

doi: 10.3969/j.issn.1673-9477.2023.04.001

**[中图分类号]** F127

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1673-9477(2023)04-0001-07

科技创新是促进经济高质量发展、推动中国社会进步和提升综合国力的必然路径。党的二十大报告指出, 完善科技创新体系, 坚持创新在我国现代化建设全局中的核心地位, 健全新型举国体制, 强化国家战略科技力量, 提升国家创新体系整体效能, 形成具有全球竞争力的开放创新生态<sup>[1]</sup>。长三角地区作为我国综合科技实力较强的地区之一, 凭借着开放包容的政策环境、优越的地理位置、丰富的创新资源和集聚的产业集群形成知识开放共享、资源广域配置的科技创新格局, 但其科技成果产出能力在我国中的地位排名却不突出。陈雯等(2021)<sup>[2]</sup>研究表明长三角地区开展 R&D 活动的企业数占全国比重超过 40%, R&D 活动人员数、R&D 经费内部支出等占全国比重均超过 30%, 而科技成果转化率低仅 10%, 我国其他地区同期达到 35%。

另外, 长三角地区存在科技创新效率水平失衡和其中部分地区科技创新效率不理想等问题。据国家统计局发布数据表明, 2020 年上海市创新经济指数为 81.6, 江苏省创新经济指数为 78.4, 浙江省创新经济指数为 76.7, 安徽省创新经济指数为 45.8。此组数据说明已形成“强者愈强, 弱者愈弱”的马太效应。因此, 本文构建科技创新投入与产出指标体系, 以超效率 SBM 模

型和 Malmquist 指数模型为工具, 从动态和静态两个方面深入剖析长三角地区科技创新效率现状, 探寻其中困囿, 以期激发科技创新活力、优化科技创新资源配置和提升科技创新效率提供理论指导和政策支撑。

## 一、文献回顾

学界对于科技创新效率问题的研究已迭现, 学者们围绕建立科技创新效率评价指标体系、采用相应的分析模型和方法、由不同研究对象对我国科技创新效率进行测度和评价, 取得了一系列成果。

一是科技创新效率评价指标体系的构建。不同学者选取了不同的科技创新效率的投入、产出指标。Miller 等(2002)<sup>[3]</sup>、吴和成等(2007)<sup>[4]</sup>将科技创新投入指标划分为经费和人力两个方面。在经费投入上, 吴传清等(2017)<sup>[5]</sup>将 R&D 经费内部支出作为投入指标之一, 测度长江经济带科技创新效率并分析其影响因素; 蒋天颖(2013)<sup>[6]</sup>提出了 R&D 经费支出作为投入指标, 测算区域间创新效率并对其进行比较; 罗颖等(2019)<sup>[7]</sup>将 R&D 经费投入强度纳入投入-产出指标体系。在人力投入指标选定上, 范建平等(2019)<sup>[8]</sup>、兰海霞等(2020)<sup>[9]</sup>指出, R&D 人员全时当量既是被使用频率较高的指标, 也是国际上常用的比

**[投稿日期]** 2023-09-01

**[基金项目]** 安徽省社会科学创新发展研究攻关项目(编号: 2021CX063)

**[作者简介]** 赵勇(1968-), 男, 山东泰安人, 博士, 副教授, 研究方向: 公共部门人力资源管理。

较基准。科技创新技术进步成果产出的主要标志为专利和科技论文,现有研究以专利授权数来衡量,而非以按照每万人的发明专利数来衡量,王江(2014)<sup>[10]</sup>也将每万人的发明专利数纳入到了产出指标中。

在经济效益产出方面,学者们一般以技术市场成交额作为度量标准,兰海霞等(2020)<sup>[9]</sup>采用了技术市场成交额代表科技创新应用成果;部分研究选取新产品销售收入来进行考量,如兰海等(2021)<sup>[11]</sup>。

二是科技创新效率分析模型和方法的使用。董克勤等(2021)<sup>[12]</sup>运用 BBC-Malmquist 模型对全国 50 个首批国家创新型县(市)科技创新效率进行测算;杨剑等(2022)<sup>[13]</sup>基于三阶段数据包络分析对科技创新效率进行评价;汪永生等(2021)<sup>[14]</sup>使用 SFA 作为第二阶段模型测度科技创新效率水平。

三是科技创新效率的研究对象。一些学者从不同地区测度了我国科技创新发展效率,程时雄等(2019)<sup>[15]</sup>从国家层面测度并比较中国与世界主要国家的研发效率;罗颖等(2019)<sup>[7]</sup>测算分析了长江经济带区域创新效率变动规律;兰海等(2021)<sup>[11]</sup>选取 2010—2019 年青海省科技活动投入产出数据,证实投入规模不足阻碍了青海省的科技创新效率上升。另一些学者区分行业测算科技创新效率。缪鑫等(2023)<sup>[16]</sup>以创新价值链理论为基础,探讨了上市建筑企业的成果转化效率上升,科技研发效率下降的问题;CHEN(2020)<sup>[17]</sup>等对我国高新技术产业的科技创新资源配置效率进行了评述,发现我国高新技术产业具有较大提升潜力。

综上所述,既有研究对科技创新水平进行了诸多富有价值的探析,但仍存在一些不足。一是科技创新效率现有的研究对象主要涉猎于国家整体层面、重要经济带层面、单一省市层面以及不同行业,对长三角地区的科技创新效率研究关切较少;二是在针对科技创新效率分析时,已有研究仍停留在静态视角,缺乏不同年度间的比较研究,难以准确掌握该地区科技创新效率的动态演变规律。

鉴于此,本文选取长三角地区三省一市为研究对象,以超效率 SBM 和 Malmquist 指数模型为研究工具,采用静态和动态相结合的分析方法,分析长三角地区科技创新效率,厘清长三角地区科技创新效率发展现状,识别影响长三角地区科技创新效率提升的关键因子,提出相应的对策建议。

## 二、研究设计

### (一) 指标体系构建

(1) 构建指标体系。科技创新效率是指科技创

新资源投入与科技创新成果产出之间的转化比率,反映了一个地区创新水平与创新资源的匹配度<sup>[18-19]</sup>。参考 Miller 等(2002)<sup>[3]</sup>、吴和成等(2007)<sup>[4]</sup>的研究,本研究从投入、产出两个维度构建科技创新效率评价指标体系。(见表 1)

表 1 科技创新投入与产出指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	单位
投入指标	人力投入	R&D 人员折合全时当量	人年
	经费投入	R&D 经费投入强度	%
产出指标	技术 进步成果	每万人发明专利拥有量	件
		国外主要检索工具收录科技论文数	篇
	创新应用成果	技术市场成交额	亿元

(2) 投入与产出指标相关性分析。为保证长三角地区科技创新投入与产出指标选取的科学性,利用 SPSS27 软件,采用皮尔逊非参数相关性检验方法,对各项指标的相关性进行分析。研究表明,科技创新投入与产出指标呈显著正相关性,因此对此数据无须进行滞后处理。(见表 2)

表 2 科技创新投入与产出指标的相关性检验结果

产出指标	投入指标	
	R&D 人员折合全时当量	R&D 经费投入强度
每万人发明专利拥有量	0.466**	0.806**
国外主要检索工具收录科技论文数	0.791**	0.598**
技术市场成交额	0.677**	0.449**

注:\*表示  $P < 0.1$ , \*\*表示  $P < 0.05$ , \*\*\*表示  $P < 0.01$ 。

### (二) 研究对象与数据来源

本研究所涉及数据除“每万人发明专利拥有数量”外,其他数据均来自《中国科技统计年鉴》,“每万人发明专利拥有数量”来自各省(市)知识产权局。

### (三) 研究方法

#### 1. 超效率 SBM 模型

在科技创新效率评价的实证研究中,由美国运筹学家 Charnes 等(2012)<sup>[20]</sup>于 1978 年提出传统的 DEA 模型及其衍生模型应用最为广泛<sup>[21]</sup>,但传统 DEA 模型既存在松弛变量和径向问题带来的测量误差,又无法完全地对并联的有效决策单元排序。为此,国内外学者对传统 DEA 模型进行了优化和改进,其中, Tone(2001、2010)<sup>[22-23]</sup>首先构建了一种非径向、非角度的 SBM 模型,在一定程度上对传统 DEA 模型进行了补充;其次将超效率与 SBM 模型的

优势相综合,使测算得到的效率值突破 0—1 的区间封锁,从而更好地实现多个高效率决策单元的排序。本文将使用超效率 SBM 模型,对科技创新效率展开静态评估,具体模型构建如下:

$$\min \beta = \left( 1 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{s_i^-}{x_{iz}} \right) / \left( 1 - \frac{1}{s} \sum_{r=1}^s \frac{s_r^+}{y_{rz}} \right) \quad (1)$$

$$s. h. \begin{cases} \sum_{j=1, j \neq z}^n x_{ij} a_j - s_i^- \leq x_{iz} \\ \sum_{j=1, j \neq z}^n x_{ij} a_j + s_i^- \geq y_{iz} \\ a \geq 0, s^- \geq 0, s^+ \geq 0 \\ i = 1, 2, \dots, q \\ j = 1, 2, \dots, n (j \neq z) \end{cases} \quad (2)$$

$\beta$  表示综合效率值; $S^-$ 、 $S^+$  分别表示投入和产出松弛变量,且  $S^- \geq 0, S^+ \geq 0$ ;  $m$ 、 $s$  对应投入、产出指标的数量; $a$  代表权重向量; $z$  则为生产时期。

对于超效率 SBM 模型有下列定义:①当  $\beta < 1$ , 表示决策单元非 DEA 有效,有效性仍有改进和提高的空间;②当  $\beta \geq 1$ , 表示决策单元 DEA 有效,且决策单元越有效,效率值越大。

### 2. Malmquist 指数

为弥补 DEA 模型非连续性描述的不足,本文引入瑞典经济学家 Malmquist (1953)<sup>[24]</sup> 最早提出的 Malmquist 指数,以此评价跨期长三角地区科技创新效率的动态变化特征。假设为  $t$  至  $t+1$  期数的 Malmquist 指数,则

$$M_0^t(x_{t+1}, y_{t+1}, x_t, y_t) = \frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^t(x_t, y_t)} \quad (3)$$

表3 2012—2021 年长三角地区科技创新效率

省(市)	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	平均值
安徽	0.30	0.33	0.36	0.39	0.44	0.44	0.50	0.50	0.50	1.03	0.48
浙江	0.35	0.37	0.40	0.42	0.44	0.46	0.48	0.54	0.56	0.67	0.47
江苏	0.49	0.55	0.60	0.69	0.77	0.80	0.90	0.93	0.98	1.15	0.79
上海	0.57	0.64	0.68	0.77	0.82	0.83	0.90	0.94	0.93	1.38	0.85
平均值	0.43	0.47	0.51	0.57	0.62	0.63	0.69	0.73	0.74	1.06	0.64

从整体看,2012—2021 年长三角地区综合技术效率呈波动上升趋势,由于各省(市)经济发展水平和科技创新能力基础差异较大,导致同一时期各省(市)科技创新效率差异显著。上海市每年的综合技术效率均位于首位,浙江省和安徽省综合技术效率相差无几,相继位于末位,江苏省综合技术效率一直位于上海市之后。综合技术效率的平均值为 0.64,未达到效率前沿面,说明长三角地区投入产出结构

$$M_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}, x_t, y_t) = \frac{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \quad (4)$$

经过对 Malmquist 指数的不断分解,1994 年 Fare 等(1994)<sup>[25]</sup> 创建了 Malmquist 生产率指数公式,用来度量全要素生产率的变化。

$$Tfpch = Effch \times Techch$$

$$= (Pech \times Sech) \times Techch$$

$$Effch = \frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^t(x_t, y_t)} \quad (5)$$

$$Techch = \left[ \frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})} \times \frac{D_0^t(x_t, y_t)}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

$$TEPCH = M_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}, x_t, y_t)$$

$$= \left[ \frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^t(x_t, y_t)} \times \frac{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

若  $TEPCH > 1$ , 则第  $t+1$  时期的生产效率相比于  $t$  时期提高;若  $TEPCH < 1$ , 则第  $t+1$  时期的生产效率相比于  $t$  时期下降;若  $TEPCH = 1$ , 则第  $t+1$  时期的生产效率与  $t$  时期保持不变。

## 三、研究结果分析

### (一) 静态分析

本文基于超效率 SBM 模型,以 2012—2021 年长三角地区三省一市为研究对象,借助 MATLAB 软件得出测算结果,对科技创新效率进行了静态的分析和评价,结果如表 3 所示。

失衡,科技创新投入结构中存在大量冗余,导致资源配置没有实现最优,2018—2021 年综合技术效率值高于均值,其余年份综合技术效率值低于均值。在 2021 年,安徽省、江苏省和上海市综合技术效率均值大于 1,长三角区域科技创新综合技术效率首次达到效率前沿面。

分各省(市)看,安徽省综合技术效率在 2012—2020 年波动幅度不大,效率值处于 0.5 及其以下,在



2020—2021年效率增长较快,达到有效状态。相比其他两省一市,安徽省在地理位置方面存在不利或者创新基础薄弱的问题,创新要素的投入产出结构并不合理。浙江省整体上综合技术效率值在0.3—0.7区间内,整体涨幅不大,年平均增长率仅为6.81%,增长速度较为缓慢。由此分析,浙江虽是外商投资和高科技产业的聚集地,其中,宁波、温州作为最早开放的沿海城市,政府扶持力度大,但大量科技创新资源没有得到有效利用。江苏省在2012—2021年综合技术效率呈稳步上升趋势,年平均增长率为12%,增长态势良好,但处于效率前沿面的仅有2021年,究其原因主要是R&D经费投入冗余严重。上海市的综合技术效率呈现平稳上升趋势,其中,2020—2021年的综合技术效率快速提升,2012—2019年均距离效率前沿面有一段距离,这表明在技术研究与成果转化中,科技创新投入偏离最佳规模。

从时空演变来看,为了进一步分析长三角地区综合技术效率随时间推移变化的特征,借助 Arcgis1.0 软件对计算出的综合技术效率值进行可视化

处理,将综合技术效率水平划分为5个等级类型,并截取2012、2017、2021年的相关数据为对象以增强对比性,数据如表4所示。整体来看,长三角地区三省一市的综合技术效率水平在研究期内呈稳定上升的趋势,但空间分异显著长三角地区东部省(市)的科技创新效率要明显高于西部和南部省份。长三角地区西部和南部的综合技术效率值虽在上升,但短期内仍难以扭转排名靠后的问题,区域发展不平衡、不充分的问题凸显。

表4 长三角地区时空演变数据表

省(市)	2012	2017	2021
安徽	0.30	0.44	1.03
浙江	0.35	0.46	0.67
江苏	0.49	0.80	1.15
上海	0.57	0.83	1.38

## (二) 动态分析

借助 DEAP2.1 软件,利用 Malmquist 指数计算得到2012—2021年长三角地区三省一市科技创新的全生产要素变化,并对全生产要素进行分解,详见图1、表5和表6。

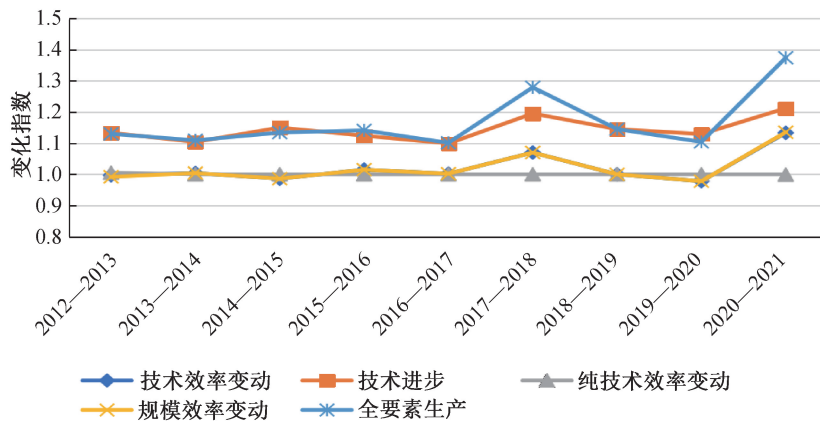


图1 长三角地区科技创新效率的 Malmquist 指数变化趋势图

表5 2012—2021年长三角地区科技创新活动全要素生产率及其分解指数的年度趋势

年份跨度	技术效率	技术进步	纯技术效率	规模效率	全要素生产率
2012—2013	0.997	1.133	1.005	0.992	1.130
2013—2014	1.004	1.104	1.000	1.004	1.109
2014—2015	0.986	1.150	1.000	0.986	1.134
2015—2016	1.015	1.124	1.000	1.015	1.141
2016—2017	1.002	1.099	1.000	1.002	1.101
2017—2018	1.070	1.195	1.000	1.070	1.279
2018—2019	1.000	1.145	1.000	1.000	1.145
2019—2020	0.978	1.129	1.000	0.978	1.104
2020—2021	1.133	1.212	0.999	1.135	1.374
平均值	1.020	1.143	1.000	1.019	1.165

表6 2012—2021年各省份科技创新活动全要素生产率及其分解指数

省份	技术效率	技术进步	纯技术效率	规模效率	全要素生产率
安徽	1.063	1.107	1.000	1.063	1.177
浙江	1.017	1.183	1.002	1.015	1.203
江苏	1.000	1.161	1.000	1.000	1.161
上海	1.000	1.122	1.000	1.000	1.122
平均值	1.020	1.143	1.000	1.019	1.165

### (1) 分年度 Malmquist 指数及分解

从总体上来看,在2012—2021年长三角地区科技创新全要素生产率波动较大,但数值都位于1以上,平均值达到1.165,年均增长率达到16.5%,即

2012—2021年长三角地区科技创新效率总体呈上升态势。从指数分解结构来看,对2012—2021年技术进步指数分析,发现长三角地区在技术进步方面是稳中向好,年平均增长14.3%;纯技术效率变动指数总体上呈现下滑态势。由图1表明,在2012—2021年间全要素生产率与技术进步指数波动趋势十分接近,可知技术进步领域的变化会引起全要素生产率的改变,技术的引进、吸收和开发在技术创新进步中起到了十分关键的作用;规模效率和技术效率变动指数之间具有一致的变动规律,且数值相近,因此,长三角地区整体投入产出规模结构亟待优化。其中,在2017—2020年规模效率总体走势下降,且2018—2020年间规模效率值均小于1,这表明规模效率对综合效率有抑制作用,未充分发挥规模效益的作用,可适当增加投资。

#### (2)分省(市)Malmquist指数及分解

总体来看,2012—2021年三省一市全要素生产率均大于1,由此看出,长三角地区科技创新效率总体呈上升趋势。安徽省全要素生产率指数增幅为17.7%,其中技术效率变动指数是1.063,技术进步指数是1.107,主要得益于技术创新水平的进步;浙江省全要素生产率指数增幅为20.3%,增幅最大,浙江省的每个分指标都大于1,表明无论是从技术创新方面还是在规模方面均在提升;江苏省全要素生产率指数年均增幅16.1%,在其他分解指数为1的情况下,技术进步指数为1.161,主要归功于技术改进和科学研究的提升;上海市全要素生产率指数增幅为12.2%,增幅最低,且每项分解指数均低于平均值。

## 四、结论与建议

在把握现有研究成果和进一步明确研究方向的基础上,运用2012—2021年长三角地区三省一市的面板数据,从静态和动态两方面分析长三角地区科技创新效率,探讨其变迁规律和阶段性特征。具体结论与建议如下。

1. 本文首先运用超效率SBM模型静态分析长三角地区科技创新效率,随后基于Malmquist指数模型动态分析年度科技创新效率增长幅度,研究发现:

(1)采用超效率SBM模型静态分析长三角地区科技创新效率时,2012—2021年长三角地区科技创新效率均值不高,其中有9年处于距离效率前沿面均有一段差距,科技创新效率仍存在增长空间。

整体上,长三角地区综合技术效率呈平稳增长态势但仍有提升余地。从时空演变来看,长三角的东部地区综合技术效率大于长三角西部地区和长三

角南部地区,科技创新效率发展水平呈不均衡状态。表明上海作为国家中心城市,同时又是具有国际影响力的经济、商贸、航运、金融和科技创新中心,吸引着众多优质资源,聚集了长三角和全国各个省市的杰出人才,经济发展水平高,科技创新能力强,成为社会经济的增长极;江苏省综合技术效率仅次于上海市之后,该省在追求经济高质量发展的过程中也注重科技研发投入,如在高新技术产业发展规模与产值、高等教育整体水平、研究与开发机构数量上持有明显的优势;安徽省的综合技术效率均值和浙江省相差无几,安徽省作为农业大省,经济基础薄弱、高新技术产业结构升级缓慢、对外开放程度低、皖南与皖北发展差距明显。近年来,安徽省主动把握“长三角一体化”这一战略机遇,但距离其他核心城市如上海、苏州等较远,接受其他核心城市科技创新“涓滴效应”相对滞后;浙江省综合技术效率位于末位,首先浙江省高等教育发展程度较低,省内高校较少,其次中小企业规模庞大,并且以小商品制造、电子商务、纺织化纤、小商品制造等传统产业为主。在这些产业中,存在着严重的同质化竞争,科技创新环境不佳,导致浙江省科技创新效率低下。

(2)利用Malmquist指数模型动态分析科技创新效率时,长三角地区科技创新效率在整体上呈上升趋势,即第二年比第一年科技创新效率高。

整体上,长三角地区每年以大于10%的幅度增长,但是各地增速存在差异,其中浙江省增速最高达到20%,上海市增速最低为12%。浙江地处东部沿海,是改革开放的先行之地,对外贸易成绩显著,对先进的创新理念具有较强的消化、吸收能力,可以整合零散的创新资源要素,培育创新标杆企业,发挥数字经济优势,实现科技创新与经济高质量发展的飞跃。安徽省全要素生产率增幅排名第二,该省得益于承接产业转移的红利及划入长三角地区的政策红利,同时作为长三角地区的重要一环,坚持科创兴皖,并成立全国首个场景应用创新促进中心——科大硅谷。江苏省全要素生产率增幅和安徽省相差甚微,江苏省人才储备充足,科技创新县(市)数量均居全国第一,在新能源、新技术等领域收获颇丰。上海市全要素生产率增幅最小,由近10年的数据可以得知,上海市科技创新效率基数远远高于其他省份,仍能保持12%以上的水平增长,该市得益于深厚的历史积累、发达的经济基础、大量的政策扶持、高水平的对外开放和日益完善的民生保障措施。

2. 为有效提升长三角地区科技创新效率,本文结合以上研究,从经费和人才投入、成果产出和区域

协同等方面提出如下建议。

(1) 优化科创经费投入模式,健全科创人才周期,化解经费和人才难题。首先,鉴于长三角地区科技创新经费存在投入冗余现象,由此引发了边际递减效应,亟须优化科技创新经费投入模式,为科技创新提供坚实的资金保障。长三角地区应积极开展科技创新经费绩效评估工作,对科技创新经费使用情况、产出成效进行定期评估和不定期考核;另外,优化科技创新经费投入模式,既要坚持稳定性经费投入,又要确保竞争性经费投入,其中竞争性经费投入的落脚点要放在面向世界科技前沿、面向经济主战场、面向国家重大需求、面向人民生命健康紧密联系的科技创新研究上。其次,人才是促进我国科技创新高水平发展的第一动力,高层次人才作为科技创新发展的关键因子,要充分发挥长三角地区的区位优势,把握大趋势,下好“先手棋”,加大力度,不断出台人才引进政策,增强对各个地区人才的吸引力;同时强化产学研协同育人激励机制,将“得人才”和“出成果”结合起来,构建科学合理的科创人才“引、育、留、用”全生命周期布局人才机制。

(2) 提升政府管理水平,促进科创成果产业化,增强科技成果产出转化。长三角地区科技创新效率低的一大障碍即科技成果转化效率不高。一方面,持续建设高层次科技创新平台,促进科技创新成果转化,推动科技与经济的深度融合。另一方面,进一步完善相关政策的顶层设计,包括科创成果的评判标准、处置权力及利益分配机制等,充分发挥市场作用,激发科研机构、企业或者高校等主体的创新积极性,促进科研机构、高校和企业交流,拓宽转化渠道,进而推动科技研发成果的转化。

(3) 发挥科创要素跨省(市)流动,推进长三角区域协同,实现“1+1+1+1>4”。目前,长三角地区三省一市间存在科技创新资源投入力度不统一、科技创新效率发展不均衡现象,应有序推进长三角G60科创走廊建设,探索科技合作模式的“最大公约数”,同时鼓励上海市等科技创新效率高的省(市)带动较落后地区。各省市需加强人才、制度、技术、管理等方面的交流,突破地域壁垒,强化要素的跨区域流动。建立有效的资源要素协作网络,通过构建跨地区、跨部门和跨行业的科技创新协同机制,加速资源要素结盟,促进省市间科研活动的联合研发,推动地区间的科技创新协调发展,以高水平科技自立、自强支撑长三角地区高质量发展。

## 参考文献

[1] 习近平. 高举中国特色社会主义伟大旗帜 为全面建设社

会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告[M]. 北京:人民出版社,2022.

- [2] 陈雯,孙伟,刘崇刚,等. 长三角区域一体化与高质量发展[J]. 经济地理,2021,41(10):127-134.
- [3] MILLER S M, UPADHYAY M P. Total Factor Productivity and the Convergence Hypothesis[J]. Journal of Macroeconomics,2002,24(2):267-286.
- [4] 吴和成,刘思峰. 基于改进 DEA 的地域 R&D 相对效率评价[J]. 研究与发展管理,2007(2):108-112.
- [5] 吴传清,黄磊,文传浩. 长江经济带技术创新效率及其影响因素研究[J]. 中国软科学,2017(5):160-170.
- [6] 蒋颖. 我国区域创新差异时空格局演化及其影响因素分析[J]. 经济地理,2013,33(6):22-29.
- [7] 罗颖,罗传建,彭甲超. 基于三阶段 DEA 的长江经济带创新效率测算及其时空分异特征[J]. 管理学报,2019,16(9):1385-1393.
- [8] 范建平,连嘉琪,吴美琴. 中国区域科技创新效率研究——基于三阶段 EBM-Windows 模型[J]. 中国科技论坛,2019(11):113-122.
- [9] 兰海霞,赵雪雁. 中国区域创新效率的时空演变及创新环境影响因素[J]. 经济地理,2020,40(2):97-107.
- [10] 王江. 基于 Malmquist 模型的西部地区科技创新效率评价[J]. 工业技术经济,2014,33(11):149-154.
- [11] 兰海,吴悦,王丹. 基于 DEA 和 Malmquist 指数的青海省科技创新效率研究[J]. 科技管理研究,2021,41(17):40-46.
- [12] 董克勤,邹小伟,张玲颖. 国家创新型县(市)创新效率测度变化及影响因素研究[J]. 科技进步与对策,2021,38(23):49-55.
- [13] 杨剑,夏慧良. 中部与长三角地区国家级高新区科技创新效率评价——基于三阶段数据包络分析[J]. 科技管理研究,2022,42(16):70-77.
- [14] 汪永生,李桂君,李玉龙. 国家首批创新型县(市)的科技创新效率评价[J]. 统计与决策,2021,37(6):175-178.
- [15] 程时雄,董籽珍. 中国与世界主要国家研发效率的测度与比较[J]. 统计与信息论坛,2019,34(3):31-42.
- [16] 缪鑫,傅晏,刘建伟,等. 基于创新价值链理论的我国上市建筑企业科技创新效率研究[J]. 科技管理研究,2023,43(10):73-79.
- [17] CHEN H X, LIN H, ZOU W J. Research on the Regional Differences and Influencing Factors of the Innovation Efficiency of China's High-Tech Industries: Based on a Shared Inputs Two-Stage Network DEA[J]. Sustainability,2020,12(8):3284.
- [18] 刘凤朝,潘雄锋. 基于 Malmquist 指数法的我国科技创新效率评价[J]. 科学学研究,2007(5):986-990.
- [19] 樊华,周德群. 中国省域科技创新效率演化及其影响因素研究[J]. 科研管理,2012,33(1):10-18.
- [20] CHARNES A, COOPER W W, RHODES E. Measuring the



- Efficiency of Decision Making Units [J]. *European Journal of Operational Research*, 1978, 2(6): 429-444.
- [21] 刘志辉, 席崇俊, 杨岩. 基于动态网络 SBM 模型的区域科技创新效率测度方法研究 [J]. *情报科学*, 2022, 40(7): 145-153.
- [22] TONE K. A Slacks-Based Measure of Efficiency in Data Envelopment Analysis [J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 130(3): 498-509.
- [23] TONE K, TSUTSUI M. Dynamic DEA: A Slacks-based Measure Approach [J]. *Omega*, 2010, 38(3-4): 145-156.
- [24] MALMQUIST S. Index Numbers and Indifference Surfaces [J]. *Trabajos de Estadística y de Investigación Operativa*, 1953, 4(2): 209-242.
- [25] FARE R, GROSSKOPF S, NORRIS M, et al. Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change in Industrialized Countries [J]. *The American Economic Review*, 1994, 84(1): 66-83.

[责任编辑 李瑞萍]

## Research on the Efficiency of Scientific and Technological Innovation in Yangtze River Delta: Based on the Super-Efficiency SBM and Malmquist Index Model

ZHAO Yong, WANG Xiaohong

(School of Public Administration, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China)

**Abstract:** The future is led by science and technology and the development is driven by innovations. In this sense, scientific and technological innovation carries people's expectations for a better life, and is an important driving force and cornerstone of social progress. In this study, the super-efficiency SBM and Malmquist index model are used to quantitatively explore the efficiency of scientific and technological innovation development in Anhui, Jiangsu, Zhejiang, and Shanghai of Yangtze River Delta from 2012 to 2021. The results showed that: 1. the overall level of scientific and technological innovation efficiency is 0.64, which does not reach the efficiency frontier, but the overall trend is on the rise. 2. The comprehensive technical efficiency level of each region is not high and the interregional gap is significant. 3. The average annual growth rate of total factor productivity of scientific and technological innovation is 16.5%, which is biased towards the single-track driving mode of technological progress. Therefore, in order to effectively improve the efficiency of scientific and technological innovation in Yangtze River Delta, it is proposed to optimize the input structure of innovation resources in terms of funds and talent input. Still, as to output, it is suggested to improve government management and promote the industrialization and transformation of scientific and technological achievement. Besides, as for the promotion of regional coordination, it is advised that innovation elements should flow across provinces (cities), and the innovation capability should be enhanced.

**Key Words:** Yangtze River Delta; scientific and technological innovation efficiency; super efficiency SBM; Malmquist index